



PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI METODE *AUTOMATIC CLUSTERING*, *AVERAGE BASED*, DAN *MARKOV CHAIN FUZZY TIME SERIES* PADA NILAI TUKAR (KURS) RUPIAH

Hengky Tri Ikhsanto , Sugiman, Putriaji Hendikawati

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt. 1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Agustus 2016
Disetujui September 2016
Dipublikasikan Mei 2018

Keywords:

Peramalan, *Automatic Clustering*,
Average Based, *Fuzzy Time Series*,
Markov Chain, Nilai Tukar

Abstrak

Penelitian ini membahas perbandingan keakurasian model peramalan *fuzzy time series* dengan *automatic clustering* dan *average based* untuk membentuk interval dan proses defuzzifikasi menggunakan konsep *markov chain*. Model tersebut digunakan untuk meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar dan Euro. Tujuan dari penelitian ini adalah pemilihan metode terbaik dalam menentukan interval serta mengetahui pengaruh adanya penggabungan dengan rantai *markov*. Berdasarkan penerapan metode *fuzzy time series* pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan Euro periode Januari-Maret 2016 diperoleh kesimpulan *automatic clustering* lebih baik daripada *average based* dalam pembentukan interval, dengan nilai MSE 1.065 dan MAPE 0,15% pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan pada nilai tukar Rupiah terhadap Euro dengan nilai MSE 694 dan MAPE 0,09%. Adanya penggabungan rantai *markov* pada metode *automatic clustering* memberikan peningkatan akurasi sebesar 60,65% pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan pada nilai tukar Rupiah terhadap Euro meningkat sebesar 14,99%.

Abstract

This study discusses the comparative accuracy of fuzzy time series forecasting model with automatic clustering and average based to form the interval and defuzzification process using Markov chain concept. The model was used to predict the data rate (RATE) Indonesian Rupiah against the US Dollar and Euro. The purpose of this study was to determine the best method of interval and to know the effect of the merger with Markov chains. Based on the application method of fuzzy time series data of the Rupiah against the US Dollar and Euro in January-March 2016 was concluded Automatic Clustering better than Average Based in the formation of the interval, with a value of 1,065 MSE and MAPE 0.15% on the data of the rupiah against US dollar and the rupiah exchange rate against the Euro with the MSE 694 and MAPE of 0.09%. The merger of Markov chains on Automatic clustering method provides increased accuracy of 60.65% on the data of the rupiah against the US dollar and the rupiah exchange rate against the Euro rose by 14.99%.

How to Cite

Ikhsanto H T, Sugiman, & Hendikawati P. (2018). Perbandingan Tingkat Akurasi Metode *Automatic Clustering*, *Average Based*, dan *Markov Chainfuzzy Time Series* pada Nilai Tukar (Kurs) Rupiah. *UNNES Journal of Mathematics* 7(1) : 66-82.

PENDAHULUAN

Perubahan nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan Euro mengalami fluktuasi secara cepat, terkadang nilai tukar dari Rupiah terhadap US Dolar dan Euro mengalami penguatan atau pelemahan. Perubahan nilai tukar yang tidak menentu secara cepat harus diketahui oleh berbagai pihak, seperti oleh pemerintah, perusahaan yang banyak melakukan impor ekspor, investor saham dan kalangan lainnya agar dapat mengambil keputusan secara cepat pula.

Adanya informasi data masa lalu yang didokumentasikan dapat dimanfaatkan sebagai acuan untuk memperoleh informasi yang akan datang. *Forecasting* merupakan peramalan nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan nilai-nilai yang sudah diketahui dari variabel tersebut. Peramalan dapat digunakan untuk memperkirakan suatu kejadian atau peristiwa pada waktu yang akan datang berdasarkan data lampau yang dianalisis secara ilmiah (Makridarkis *et al.*, 1999).

Untuk peramalan dalam jangka waktu yang tidak harus panjang, terdapat metode peramalan yang tepat, yaitu *fuzzy time series*. Hal ini dikarenakan data diubah terlebih dahulu menjadi bentuk linguistik yang dikenal dengan himpunan *fuzzy*, sehingga dalam metode *fuzzy time series* teknik peramalan tidak membutuhkan tren yang menyeluruh, melainkan hanya cukup melihat bentuk linguistik dari data. Metode *fuzzy time series* dikenalkan oleh Song dan Chissom (1993). Dalam penelitian Song dan Chissom metode peramalan *fuzzy time series* didasarkan pada konsep logika *fuzzy* digunakan untuk melakukan ramalan penerimaan mahasiswa baru Universitas Alabama. Dengan data yang sama, Chen (1996) mengembangkan model tersebut dengan operasi aritmatik yang lebih sederhana yang tidak digunakan dalam penelitian Song dan Chissom sehingga waktu yang dibutuhkan dalam perhitungan lebih singkat.

Dalam upaya meningkatkan akurasi dari hasil ramalan pada metode *fuzzy time series*, salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan menggabungkan beberapa metode yang sesuai dengan kaidah matematis, serta diketahui dan diteliti terlebih dahulu pada hal apa metode dapat digabungkan.

Beberapa penelitian sudah melakukan hal tersebut seperti Tsaor (2012) menggunakan metode *markov chain* yang digabungkan dengan *fuzzy time series* dan digunakan untuk meramalkan nilai tukar mata uang negara Taiwan terhadap dolar Amerika. Model tersebut memanfaatkan kelebihan dari relasi logika *fuzzy*

untuk mengurangi fluktuasi nilai tukar dan menggabungkan kelebihan dari proses stokastik rantai *markov* sehingga menghasilkan ramalan yang lebih baik. Penelitian oleh Tsaor menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA-GARCH dan model gery. Namun dalam penelitian Tsaor penentuan panjang interval dari semesta pembicaraan masih bergantung pada subjektif peneliti belum menggunakan metode khusus.

Rantai *markov* dapat diinduksikan ke dalam tahapan defuzifikasi dalam metode *fuzzy time series*. Defuzifikasi merupakan tahapan perhitungan peramalan *fuzzy time series* berdasarkan pada *fuzzy logical relationship groups* (FLRG). Pada FLRG dari *fuzzy time series*, terdapat hubungan antara dua *state* yang disebut dengan *current state* dan *next state*. *Current state* merupakan nilai yang akan dihitung sebagai nilai peramalan. Sedangkan *next state* merupakan data yang digunakan sebagai syarat untuk memperoleh nilai pada *current state*. Karena itu hubungan antara *current state* dan *next state* dalam FLRG tersebut, dapat dianggap sebagai proses bersyarat yang sejalan dengan prinsip dasar dari metode rantai *markov* (Noh *et al.*, 2015).

Pada metode *fuzzy time series* penentuan panjang interval terbentuk tergantung dari pilihan peneliti. Hal tersebut memungkinkan terjadinya perbedaan interval dari masing-masing peneliti meskipun data yang digunakan sama. Penentuan panjang interval dalam metode *fuzzy time series* berpengaruh dalam proses berikutnya yaitu pada pembentukan himpunan *fuzzy*, sehingga akan berpengaruh pula pada hasil ramalan yang diperoleh.

Pada penelitian sebelumnya, penggunaan metode dalam mencari panjang interval dapat meningkatkan akurasi dari hasil ramalan seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Xihao dan Yimin (2008) yang menggunakan metode berbasis rata-rata untuk menentukan panjang interval. Metode tersebut menghasilkan ramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode *fuzzy time series* yang digunakan oleh Chen (1996). Selain menggunakan metode tersebut, menentukan panjang interval juga dapat menggunakan metode *automatic clustering* seperti yang dilakukan oleh Chen, Wang, dan Pan (2009). Metode tersebut juga dapat diterapkan pada pencarian panjang interval dengan metode *fuzzy time series* dan diterapkan pada data pendaftaran mahasiswa di Alabama dengan hasil ramalan lebih baik dari metode Chen (1996).

Oleh karena itu, perlu dilakukan perbandingan tingkat akurasi jika menggunakan metode *average based* yang di terapkan oleh

Xihao dan Yimin (2008) dan *automatic clustering* yang diterapkan oleh Chen, Wang, dan Pan (2009) dalam pencarian interval pada *fuzzy time series*. Perbandingan dilihat berdasar tingkat akurasi yang dapat diukur dengan *mean square error* (MSE) dan *mean absolute percentage error* (MAPE). Kemudian kedua metode tersebut akan diterapkan pada metode *fuzzy time series markov chain* yang di gunakan oleh Tsaur (2012). Dengan harapan adanya penggabungan metode *markov chain* pada pembentukan panjang interval menggunakan metode *average based* dan metode *automatic clustering* akan memberikan perubahan pada tingkat akurasi dari ramalan yang lebih baik lagi sehingga dalam melakukan ramalan nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US dolar (USD) dan Euro (EUR) menghasilkan ramalan yang lebih baik.

Penelitian ini mempunyai tujuan: (1) Mengetahui metode terbaik dalam pembentukan interval menggunakan metode *Automatic Clustering* dan *Average Based* berdasarkan tingkat keakurasiannya. (2) Mengetahui pengaruh pada tingkat akurasi dengan adanya penggabungan metode *Markov Chain* pada tahapan defuzzifikasinya.

Tahapan dalam pembentukan interval menurut Chen, Wan, dan Pan dalam metode *Automatic Clustering*, yaitu sebagai berikut :

- Mengurutkan data dengan urutan menaik dan menentukan nilai *average dif*.
- Mengubah data ke dalam bentuk *cluster* (kelompok) berdasarkan prinsip.
- Menyempurnakan isi *cluster* (kelompok).
- Mengubah *cluster* menjadi interval.
- Untuk setiap interval yang diperoleh dari tahap 4, dibagi setiap interval tersebut dalam p sub-interval, dimana $p \geq 1$.

Average Based merupakan metode berbasis rata-rata yang dapat digunakan untuk membentuk interval. Menurut Xihao dan Yimin tahapan dalam metode *average based* adalah sebagai berikut :

Tabel 1. Tabel Pemetaan Basis

Range	Basis
0.1 – 1.0	0.1
1.1 – 10	1
11 – 100	10
101 – 1000	100

- Hitung semua selisih nilai mutlak antara data d_{i+1} dan d_i ($i = 1, 2, \dots, n - 1$) sehingga diperoleh rata-rata selisih nilai mutlak.
- Tentukan setengah dari rata-rata yang diperoleh dari langkah pertama sebagai panjang interval.

- Berdasarkan dari panjang interval yang diperoleh dari langkah kedua, tentukan nilai basis dari panjang interval dengan tabel 1.
- Panjang interval kemudian dibulatkan sesuai dengan nilai basis interval sebagaimana dalam tabel 1 sebagai panjang interval.

Dalam penelitian ini keakurasian diukur menggunakan rumus MSE adalah sebagai berikut :

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}$$

dengan

Y_t = data aktual periode ke- t

\hat{Y}_t = nilai peramalan periode ke- t

n = banyaknya data yang diprediksi.

Rumus menghitung MAPE adalah sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE_t|}{n}$$

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right) \times 100\%$$

dengan

PE_t = presentase kesalahan periode ke- t

Y_t = data aktual periode ke- t

\hat{Y}_t = nilai peramalan periode ke- t

n = banyaknya data yang diprediksi.

METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR) data berjumlah 61 data, yaitu data harian pada periode Januari, Februari dan Maret tahun 2016. Data terbagi menjadi dua yaitu data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan data nilai tukar Rupiah terhadap Euro (EUR). Masing-masing data akan dilakukan peramalan menggunakan metode *fuzzy time series*.

Dari data tersebut akan dilakukan proses peramalan menggunakan metode *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series*. Dari kedua metode tersebut akan dibandingkan nilai MSE dan MAPE. Proses tersebut dilakukan peramalan menggunakan dua data yang berbeda yaitu data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan nilai tukar Rupiah terhadap Euro (EUR). Proses ramalan akan dilanjutkan dengan penambahan proses *markov chain* pada defuzzifikasinya. Dari kedua metode yang telah ditambahkan proses *rantai markov* dikukur tingkat keakurasiannya dengan melihat MSE dan MAPE. Setelah itu juga dilihat berapa pengaruh keakurasian dari kedua metode setelah adanya penambahan

proses *markov chain* dilihat dari perubahan tingkat keakurasiannya.

Langkah-langkah penyelesaian masalah *fuzzy time series* yaitu :

Langkah-langkah Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* yaitu :

- Mengumpulkan data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR).
- Menentukan semesta pembicaraan U dari data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR).
- Membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa interval menggunakan metode *automatic clustering* oleh Chen *et al* (2009).
- Mendefinisikan himpunan *fuzzy* dari semesta pembicaraan U berdasarkan interval partisi yang telah ditentukan.
- Fuzzifikasi data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR), yaitu mengubah data menjadi himpunan *fuzzy* yang sesuai.
- Menentukan *Fuzzy Logical Relationships* (FLR).
- Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG).
- Menghitung peramalan (defuzzifikasi).
- Menghitung akurasi peramalan dengan MSE dan MAPE.

Langkah-langkah Metode *Average Based Fuzzy Time Series* yaitu :

- Mengumpulkan data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR).
- Menentukan semesta pembicaraan U dari data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR).
- Membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa interval menggunakan metode *average based* oleh Xihao dan Yimin (2008).
- Mendefinisikan himpunan *fuzzy* dari semesta pembicaraan U berdasarkan interval partisi yang telah ditentukan.
- Fuzzifikasi data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR), yaitu mengubah data menjadi himpunan *fuzzy* yang sesuai.
- Menentukan *Fuzzy Logical Relationships* (FLR).
- Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG).
- Menghitung peramalan (defuzzifikasi).
- Menghitung akurasi peramalan dengan MSE dan MAPE.

Proses metode *Markov Chain* dilakukan berdasarkan pada aturan R.C. Tsaur (2012) yaitu pada tahapan defuzzifikasi setelah diperoleh FLRG dari metode *Automatic Clustering* dan *Average Based - Fuzzy Time Series*. Pada langkah defuzzifikasi menggunakan metode *Markov Chain* adalah sebagai berikut:

- Menentukan matriks probabilitas transisi berdasarkan FLRG yang telah ditentukan pada langkah sebelumnya pada metode *Automatic Clustering* dan *Average Based - Fuzzy Time Series*.
- Menghitung nilai peramalan (\hat{Y}_t) dengan menggunakan matriks probabilitas transisi. Matriks probabilitas transisi merefleksikan transisi dari seluruh sistem tersebut.
- Menghitung Nilai penyesuaian (D_t) pada nilai peramalan. Nilai penyesuaian (D_t) bernilai tidak nol ($D_t \neq 0$) ketika terjadi transisi dimana *state* pada waktu $(t - 1)$ tidak sama dengan *state* pada waktu t , dan *fuzzy logical relationship group* (FLRG) dari *state* pada waktu $(t - 1)$ adalah *one to many*.
- Menentukan hasil peramalan dengan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan menggunakan persamaan umum sebagai berikut:

$$\widehat{Y}_{adj(t)} = \hat{Y}_t \pm D_{t1} \pm D_{t2} = \hat{Y}_t \pm \frac{l}{2} \pm \frac{l}{2} v$$

dengan

$\widehat{Y}_{adj(t)}$ = ramalan dengan penyesuaian kecenderungan.

\hat{Y}_t = nilai peramalan dengan menggunakan matriks probabilitas transisi.

l = rara-rara selisih interval yang berurutan.

v = banyak lompatan transisi.

- Menghitung akurasi peramalan dengan MSE dan MAPE.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada ramalan menggunakan metode *Fuzzy Time Series*, pada kasus data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR), pengambilan data dilakukan secara online pada website Bank Indonesia (<http://www.bi.go.id>) periode Januari, Februari, dan Maret tahun 2016. Data tersebut kemudian digunakan dalam metode peramalan yang diterapkan pada penelitian ini.

Peramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based – fuzzy time series* (kasus data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD)) adalah sebagai berikut :

Langkah pertama mengumpulkan data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) yaitu data harian pada periode 04 Januari 2016 s.d. 31 Maret 2016. Data historis disajikan pada lampiran 1.

Langkah kedua mendefinisikan semesta pembicaraan U dari data data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD), diketahui $D_{min} = 13.085$ dan $D_{max} = 14.016$ dengan $D_1 = 5$ dan $D_2 = 4$, dengan menggunakan rumus $U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$ Sehingga diperoleh $U = [13.080, 14.020]$.

Langkah ketiga membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa interval menggunakan :

Metode *automatic clustering* oleh Chen et al.

Tahapan pertama mengurutkan data dengan berurutan dari data terkecil ke terbesar yang memiliki n data berbeda sebagai berikut :

13.085, 13.094, 13.113, 13.152, 13.194, ..., 14.001, 14.005, 14.016.

dan menentukan nilai $average_dif = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{n-1}$. Diperoleh nilai dari $average_dif$ adalah 16.

Tahapan kedua mengubah data ke dalam bentuk *cluster* (kelompok) berdasarkan prinsip yang ada pada Metode *automatic clustering*, diperoleh hasil sebagai berikut :

{13.085,13.094}, {13.113}, {13.152},
 {13.194}, {13.215,13.225,13.226},
 {13.232,13.233}, {13.235}, {13.241},
 {13.316,13.326}, {13.342},
 {13.381,13.390}, {13.400},
 {13.426,13.430,13.434,13.436},
 {13.462,13.464}, {13.467}, {13.483},
 {13.513,13.527,13.538,13.543,13.546},
 {13.572}, {13.606,13.617}, {13.689},
 {13.721,13.730}, {13.757,13.767}, {13.826},
 {13.904,13.913,13.915},
 {13.930,13.932}, {13.940,13.943,13.946},
 {13.955,13.958}, {13.965,13.967,13.968},
 {13.974}, {13.991,14.001,14.005}, dan
 {14.016}.

Tahapan ketiga berdasarkan hasil pada tahapan kedua selanjutnya adalah menyempurnakan isi *cluster* (kelompok), diperoleh hasil sebagai berikut :

{13.085,13.094}, {13.097,13.129},
 {13.136,13.168}, {13.178,13.210},
 {13.215,13.226}, {13.232,13.233}, {13.235},
 {13.241}, {13.316,13.326}, {13.326,13.358},

{13.381,13.390}, {13.384,13.416},
 {13.426,13.436}, {13.462,13.464},
 {13.467}, {13.467,13.499}, {13.513,13.546},
 {13.556,13.588}, {13.606,13.617},
 {13.673,13.705}, {13.721,13.730},
 {13.757,13.767}, {13.810,13.842},
 {13.904,13.915}, {13.930,13.932},
 {13.932,13.946}, {13.955,13.958},
 {13.965,13.968}, {13.974}, {13.991,14.005},
 dan {14.005,14.016}.

Tahapan keempat berdasarkan hasil pada tahapan ketiga selanjutnya adalah Mengubah *cluster* menjadi interval, diperoleh sebagai berikut :

$u_1 = [13.085, 13.094]$, $u_2 = [13.094, 13.097]$,
 $u_3 = [13.097, 13.129]$, $u_4 = [13.129, 13.136]$,
 $u_5 = [13.136, 13.168]$, $u_6 = [13.168, 13.178]$,
 $u_7 = [13.178, 13.210]$, $u_8 = [13.210, 13.215]$,
 $u_9 = [13.215, 13.226]$, $u_{10} = [13.226, 13.232]$,
 $u_{11} = [13.232, 13.241]$, $u_{12} = [13.241, 13.316]$,
 $u_{13} = [13.316, 13.326]$, $u_{14} = [13.326, 13.358]$,
 $u_{15} = [13.358, 13.381]$, $u_{16} = [13.381, 13.390]$,
 $u_{17} = [13.390, 13.416]$, $u_{18} = [13.416, 13.426]$,
 $u_{19} = [13.426, 13.436]$, $u_{20} = [13.436, 13.462]$,
 $u_{21} = [13.462, 13.467]$, $u_{22} = [13.467, 13.499]$,
 $u_{23} = [13.499, 13.513]$, $u_{24} = [13.513, 13.546]$,
 $u_{25} = [13.546, 13.556]$, $u_{26} = [13.556, 13.588]$,
 $u_{27} = [13.588, 13.606]$, $u_{28} = [13.606, 13.617]$,
 $u_{29} = [13.617, 13.673]$, $u_{30} = [13.673, 13.705]$,
 $u_{31} = [13.705, 13.721]$, $u_{32} = [13.721, 13.730]$,
 $u_{33} = [13.730, 13.757]$, $u_{34} = [13.757, 13.767]$,
 $u_{35} = [13.767, 13.810]$, $u_{36} = [13.810, 13.842]$,
 $u_{37} = [13.842, 13.904]$, $u_{38} = [13.904, 13.915]$,
 $u_{39} = [13.915, 13.930]$, $u_{40} = [13.930, 13.932]$,
 $u_{41} = [13.932, 13.940]$, $u_{42} = [13.940, 13.946]$,
 $u_{43} = [13.946, 13.955]$, $u_{44} = [13.955, 13.958]$,
 $u_{45} = [13.958, 13.965]$, $u_{46} = [13.965, 13.974]$,
 $u_{47} = [13.974, 13.991]$, $u_{48} = [13.991, 14.005]$,
 $u_{49} = [14.005, 14.016]$.

Tahapan kelima untuk setiap interval yang diperoleh dari tahapan keempat, dibagi setiap interval tersebut dalam p sub-interval, dimana $p = 2$. Diperoleh interval dengan menggunakan metode *automatic clustering* sebagai berikut :

$u_1 = [13.085, 13.089, 5]$, $u_2 = [13.089, 5, 13.094]$,
 $u_3 = [13.094, 13.095, 5]$, $u_4 = [13.095, 5, 13.097]$,
 $u_5 = [13.097, 13.113]$, $u_6 = [13.113, 13.129]$,
 $u_7 = [13.129, 13.132, 5]$, $u_8 = [13.132, 5, 13.136]$,
 $u_9 = [13.136, 13.152]$, $u_{10} = [13.152, 13.168]$,
 $u_{11} = [13.168, 13.173]$, $u_{12} = [13.173, 13.178]$,
 $u_{13} = [13.178, 13.194]$, $u_{14} = [13.194, 13.210]$,
 $u_{15} = [13.210, 13.212, 5]$, $u_{16} = [13.212, 5, 13.215]$,
 $u_{17} = [13.215, 13.220, 5]$, $u_{18} = [13.220, 5, 13.226]$,
 $u_{19} = [13.226, 13.229]$, $u_{20} = [13.229, 13.232]$,
 $u_{21} = [13.232, 13.236, 5]$, $u_{22} = [13.236, 5, 13.241]$,
 $u_{23} = [13.241, 13.278, 5]$, $u_{24} = [13.278, 5, 13.316]$,
 $u_{25} = [13.316, 13.321]$, $u_{26} = [13.321, 13.326]$,
 $u_{27} = [13.326, 13.342]$, $u_{28} = [13.342, 13.358]$,
 $u_{29} = [13.358, 13.369, 5]$, $u_{30} = [13.369, 5, 13.381]$,
 $u_{31} = [13.381, 13.385, 5]$, $u_{32} = [13.385, 5, 13.390]$,
 $u_{33} = [13.390, 13.403]$, $u_{34} = [13.403, 13.416]$,
 $u_{35} = [13.416, 13.421]$, $u_{36} = [13.421, 13.426]$,

$u_{37} = [13.426, 13.431], u_{38} = [13.431, 13.436],$
 $u_{39} = [13.436, 13.449], u_{40} = [13.449, 13.462],$
 $u_{41} = [13.462, 13.464,5], u_{42} = [13.464,5, 13.467],$
 $u_{43} = [13.467, 13.483], u_{44} = [13.483, 13.499],$
 $u_{45} = [13.499, 13.506], u_{46} = [13.506, 13.513],$
 $u_{47} = [13.513, 13.529,5], u_{48} = [13.529,5, 13.546],$
 $u_{49} = [13.546, 13.551], u_{50} = [13.551, 13.556],$
 $u_{51} = [13.556, 13.572], u_{52} = [13.572, 13.588],$
 $u_{53} = [13.588, 13.597], u_{54} = [13.597, 13.606],$
 $u_{55} = [13.606, 13.611,5], u_{56} = [13.611,5, 13.617],$
 $u_{57} = [13.617, 13.645], u_{58} = [13.645, 13.673],$
 $u_{59} = [13.673, 13.689], u_{60} = [13.689, 13.705],$
 $u_{61} = [13.705, 13.713], u_{62} = [13.713, 13.721],$
 $u_{63} = [13.721, 13.725,5], u_{64} = [13.725,5, 13.730],$
 $u_{65} = [13.730, 13.743,5], u_{66} = [13.743,5, 13.757],$
 $u_{67} = [13.757, 13.762], u_{68} = [13.762, 13.767],$
 $u_{69} = [13.767, 13.788,5], u_{70} = [13.788,5, 13.810],$
 $u_{71} = [13.810, 13.826], u_{72} = [13.826, 13.842],$
 $u_{73} = [13.842, 13.873], u_{74} = [13.873, 13.904],$
 $u_{75} = [13.904, 13.909,5], u_{76} = [13.909,5, 13.915],$
 $u_{77} = [13.915, 13.922,5], u_{78} = [13.922,5, 13.930],$
 $u_{79} = [13.930, 13.931], u_{80} = [13.931, 13.932],$
 $u_{81} = [13.932, 13.936], u_{82} = [13.936, 13.940],$
 $u_{83} = [13.940, 13.943], u_{84} = [13.943, 13.946],$
 $u_{85} = [13.946, 13.950,5], u_{86} = [13.950,5, 13.955],$
 $u_{87} = [13.955, 13.956,5], u_{88} = [13.956,5, 13.958],$
 $u_{89} = [13.958, 13.961,5], u_{90} = [13.961,5, 13.965],$
 $u_{91} = [13.965, 13.969,5], u_{92} = [13.969,5, 13.974],$
 $u_{93} = [13.974, 13.982,5], u_{94} = [13.982,5, 13.991],$
 $u_{95} = [13.991, 13.998], u_{96} = [13.998, 14.005],$
 $u_{97} = [14.005, 14.010,5], u_{98} = [14.010,5, 14.016].$

Metode *average based* oleh Xihao dan Yimin.

Tapan pertama hitung semua selisih nilai mutlak antara data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) d_{i+1} dan d_i ($i = 1, 2, \dots, n - 1$) sehingga diperoleh rata-rata selisih nilai mutlak sebesar 1845.

Tahapan kedua tentukan setengah dari rata-rata yang diperoleh dari tahapan pertama sebagai panjang interval diperoleh sebesar 61,5.

Tahapan ketiga berdasarkan hasil yang diperoleh dari tahapan kedua, nilai basis dari panjang interval dengan tabel 1 diperoleh sebesar 10.

Tahapan keempat dengan nilai basis 10, maka interval dibentuk dengan panjang interval 10.

Diperoleh interval dengan menggunakan metode *average based* sebagai berikut :

$u_1 = [13.080,13.090], u_2 = [13.090,13.100],$
 $u_3 = [13.100,13.110], u_4 = [13.110,13.120],$
 $u_5 = [13.120,13.130], u_6 = [13.130,13.140],$
 $u_7 = [13.140,13.150], u_8 = [13.150,13.160],$
 $u_9 = [13.160,13.170], u_{10} = [13.170,13.180],$
 $u_{11} = [13.180,13.190], u_{12} = [13.190,13.200],$
 $u_{13} = [13.200,13.210], u_{14} = [13.210,13.220],$
 $u_{15} = [13.220,13.230], u_{16} = [13.230,13.240],$
 $u_{17} = [13.240,13.250], u_{18} = [13.250,13.260],$
 $u_{19} = [13.260,13.270], u_{20} = [13.270,13.280],$
 $u_{21} = [13.280,13.290], u_{22} = [13.290,13.300],$
 $u_{23} = [13.300,13.310], u_{24} = [13.310,13.320],$

$u_{25} = [13.320,13.330], u_{26} = [13.330,13.340],$
 $u_{27} = [13.340,13.350], u_{28} = [13.350,13.360],$
 $u_{29} = [13.360,13.370], u_{30} = [13.370,13.380],$
 $u_{31} = [13.380,13.390], u_{32} = [13.390,13.400],$
 $u_{33} = [13.400,13.410], u_{34} = [13.410,13.420],$
 $u_{35} = [13.420,13.430], u_{36} = [13.430,13.440],$
 $u_{37} = [13.440,13.450], u_{38} = [13.450,13.460],$
 $u_{39} = [13.460,13.470], u_{40} = [13.470,13.480],$
 $u_{41} = [13.480,13.490], u_{42} = [13.490,13.500],$
 $u_{43} = [13.500,13.510], u_{44} = [13.510,13.520],$
 $u_{45} = [13.520,13.530], u_{46} = [13.530,13.540],$
 $u_{47} = [13.540,13.550], u_{48} = [13.550,13.560],$
 $u_{49} = [13.560,13.570], u_{50} = [13.570,13.580],$
 $u_{51} = [13.580,13.590], u_{52} = [13.590,13.600],$
 $u_{53} = [13.600,13.610], u_{54} = [13.610,13.620],$
 $u_{55} = [13.620,13.630], u_{56} = [13.630,13.640],$
 $u_{57} = [13.640,13.650], u_{58} = [13.650,13.660],$
 $u_{59} = [13.660,13.670], u_{60} = [13.670,13.680],$
 $u_{61} = [13.680,13.690], u_{62} = [13.690,13.700],$
 $u_{63} = [13.700,13.710], u_{64} = [13.710,13.720],$
 $u_{65} = [13.720,13.730], u_{66} = [13.730,13.740],$
 $u_{67} = [13.740,13.750], u_{68} = [13.750,13.760],$
 $u_{69} = [13.760,13.770], u_{70} = [13.770,13.780],$
 $u_{71} = [13.780,13.790], u_{72} = [13.790,13.800],$
 $u_{73} = [13.800,13.810], u_{74} = [13.810,13.820],$
 $u_{75} = [13.820,13.830], u_{76} = [13.830,13.840],$
 $u_{77} = [13.840,13.850], u_{78} = [13.850,13.860],$
 $u_{79} = [13.860,13.870], u_{80} = [13.870,13.880],$
 $u_{81} = [13.880,13.890], u_{82} = [13.890,13.900],$
 $u_{83} = [13.900,13.910], u_{84} = [13.910,13.920],$
 $u_{85} = [13.920,13.930], u_{86} = [13.930,13.940],$
 $u_{87} = [13.940,13.950], u_{88} = [13.950,13.960],$
 $u_{89} = [13.960,13.970], u_{90} = [13.970,13.980],$
 $u_{91} = [13.980,13.990], u_{92} = [13.990,14.000],$
 $u_{93} = [14.000,14.010], u_{94} = [14.010,14.020].$

Langkah keempat mendefinisikan himpunan *fuzzy* dari semesta pembicaraan U berdasarkan interval partisi yang telah terbentuk menggunakan metode :

Metode *automatic clustering* oleh Chen et al. Himpunan *fuzzy* menggunakan metode *automatic clustering* adalah sebagai berikut :

Tabel 2 Interval dan Himpunan <i>Fuzzy</i> .	
Interval	Himpunan <i>Fuzzy</i>
[13.085 , 13.089,5)	A_1
[13.089,5 , 13.094)	A_2
[13.094 , 13.095,5)	A_3
[13.095,5 , 13.097)	A_4
[13.097 , 13.113)	A_5
[13.113 , 13.129)	A_6
[13.129 , 13.132,5)	A_7
⋮	
[13.991 , 13.998)	A_{95}
[13.998 , 14.005)	A_{96}

[14.005, 14.010,5)	A_{97}
[14.010,5, 14.016]	A_{98}
Metode <i>average based</i> oleh Xihao dan Yimin. Himpunan <i>fuzzy</i> menggunakan metode <i>average based</i> adalah sebagai berikut :	
Tabel 3 Interval dan Himpunan <i>Fuzzy</i> .	
Interval	Himpunan <i>Fuzzy</i>
[13.085, 13.089,5)	A_1
[13.089,5, 13.094)	A_2
[13.094, 13.095,5)	A_3
[13.095,5, 13.097)	A_4
[13.097, 13.113)	A_5
[13.113, 13.129)	A_6
[13.129, 13.132,5)	A_7
⋮	
[13.991, 13.998)	A_{95}
[13.998, 14.005)	A_{96}
[14.005, 14.010,5)	A_{97}
[14.010,5, 14.016]	A_{98}

Langkah kelima fuzzifikasi data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD), yaitu mengubah data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) menjadi himpunan *fuzzy* yang sesuai diperoleh hasil pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Fuzzifikasi Data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD).

Data ke-	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Fuzzifikasi	
		metode <i>automatic clustering</i>	metode <i>average based</i>
1	13.967	A_{91}	A_{89}
2	14.001	A_{96}	A_{93}
3	13.932	A_{81}	A_{86}
4	14.016	A_{98}	A_{94}
5	13.943	A_{84}	A_{87}
6	14.005	A_{97}	A_{93}
7	13.904	A_{75}	A_{83}
8	13.930	A_{79}	A_{86}
9	13.946	A_{85}	A_{87}
10	13.955	A_{87}	A_{88}
11	14.001	A_{96}	A_{93}
12	13.991	A_{95}	A_{92}
13	13.965	A_{91}	A_{89}
14	13.968	A_{91}	A_{89}
15	13.943	A_{84}	A_{87}
16	13.913	A_{76}	A_{84}
17	13.974	A_{93}	A_{90}
18	13.940	A_{83}	A_{87}
19	13.958	A_{89}	A_{88}
20	13.915	A_{77}	A_{84}

21	13.767	A_{69}	A_{69}
22	13.689	A_{60}	A_{61}
23	13.826	A_{72}	A_{75}
24	13.730	A_{65}	A_{66}
25	13.721	A_{63}	A_{65}
26	13.757	A_{67}	A_{68}
27	13.606	A_{55}	A_{53}
28	13.436	A_{39}	A_{36}
29	13.538	A_{48}	A_{46}
30	13.543	A_{48}	A_{47}
31	13.400	A_{34}	A_{33}
32	13.572	A_{52}	A_{49}
33	13.546	A_{49}	A_{47}
34	13.617	A_{57}	A_{54}
35	13.527	A_{52}	A_{45}
36	13.464	A_{41}	A_{39}
37	13.513	A_{47}	A_{44}
38	13.483	A_{44}	A_{41}
39	13.467	A_{43}	A_{39}
40	13.462	A_{41}	A_{39}
41	13.434	A_{38}	A_{36}
42	13.381	A_{31}	A_{31}
43	13.326	A_{27}	A_{25}
44	13.225	A_{18}	A_{15}
45	13.094	A_3	A_2
46	13.194	A_{14}	A_{12}
47	13.215	A_{17}	A_{14}
48	13.152	A_{10}	A_8
49	13.085	A_1	A_1
50	13.152	A_{10}	A_8
51	13.235	A_{21}	A_{16}
52	13.232	A_{21}	A_{16}
53	13.113	A_6	A_4
54	13.226	A_{19}	A_{15}
55	13.241	A_{23}	A_{17}
56	13.233	A_{21}	A_{16}
57	13.316	A_{25}	A_{24}
58	13.390	A_{33}	A_{32}
59	13.430	A_{37}	A_{36}
60	13.426	A_{37}	A_{35}
61	13.342	A_{28}	A_{27}

Langkah keenam adalah menentukan *Fuzzy Logical Relationships* (FLR). FLR menggunakan metode *automatic clustering* disajikan pada tabel 5 dan FLR menggunakan metode *average based* disajikan pada tabel 6.

Tabel 5. *Fuzzy Logical Relationships* (FLR).

<i>Fuzzy Logical Relationships</i> (FLR)			
$A_{91} \rightarrow A_{96}$	$A_{96} \rightarrow A_{81}$	$A_{81} \rightarrow A_{98}$	$A_{98} \rightarrow A_{84}$
$A_{84} \rightarrow A_{97}$	$A_{97} \rightarrow A_{75}$	$A_{75} \rightarrow A_{79}$	$A_{79} \rightarrow A_{85}$
$A_{85} \rightarrow A_{87}$	$A_{87} \rightarrow A_{96}$	$A_{96} \rightarrow A_{95}$	$A_{95} \rightarrow A_{91}$
$A_{91} \rightarrow A_{91}$	$A_{91} \rightarrow A_{84}$	$A_{84} \rightarrow A_{76}$	$A_{76} \rightarrow A_{93}$
$A_{93} \rightarrow A_{83}$	$A_{83} \rightarrow A_{89}$	$A_{89} \rightarrow A_{77}$	$A_{77} \rightarrow A_{69}$
$A_{69} \rightarrow A_{60}$	$A_{60} \rightarrow A_{72}$	$A_{72} \rightarrow A_{65}$	$A_{65} \rightarrow A_{63}$
$A_{63} \rightarrow A_{67}$	$A_{67} \rightarrow A_{55}$	$A_{55} \rightarrow A_{39}$	$A_{39} \rightarrow A_{48}$
$A_{48} \rightarrow A_{48}$	$A_{48} \rightarrow A_{34}$	$A_{34} \rightarrow A_{52}$	$A_{52} \rightarrow A_{49}$
$A_{49} \rightarrow A_{57}$	$A_{57} \rightarrow A_{52}$	$A_{52} \rightarrow A_{41}$	$A_{41} \rightarrow A_{47}$
$A_{47} \rightarrow A_{44}$	$A_{44} \rightarrow A_{43}$	$A_{43} \rightarrow A_{41}$	$A_{41} \rightarrow A_{38}$
$A_{38} \rightarrow A_{31}$	$A_{31} \rightarrow A_{27}$	$A_{27} \rightarrow A_{18}$	$A_{18} \rightarrow A_3$
$A_3 \rightarrow A_{14}$	$A_{14} \rightarrow A_{17}$	$A_{17} \rightarrow A_{10}$	$A_{10} \rightarrow A_1$
$A_1 \rightarrow A_{10}$	$A_{10} \rightarrow A_{21}$	$A_{21} \rightarrow A_{21}$	$A_{21} \rightarrow A_6$
$A_6 \rightarrow A_{19}$	$A_{19} \rightarrow A_{23}$	$A_{23} \rightarrow A_{21}$	$A_{21} \rightarrow A_{25}$
$A_{25} \rightarrow A_{33}$	$A_{33} \rightarrow A_{37}$	$A_{37} \rightarrow A_{37}$	$A_{37} \rightarrow A_{28}$

Tabel 6. Fuzzy Logical Relationships (FLR).

Fuzzy Logical Relationships (FLR)			
$A_{89} \rightarrow A_{93}$	$A_{93} \rightarrow A_{86}$	$A_{86} \rightarrow A_{94}$	$A_{94} \rightarrow A_{87}$
$A_{87} \rightarrow A_{93}$	$A_{93} \rightarrow A_{83}$	$A_{83} \rightarrow A_{86}$	$A_{86} \rightarrow A_{87}$
$A_{87} \rightarrow A_{88}$	$A_{88} \rightarrow A_{93}$	$A_{93} \rightarrow A_{92}$	$A_{92} \rightarrow A_{89}$
$A_{89} \rightarrow A_{89}$	$A_{89} \rightarrow A_{87}$	$A_{87} \rightarrow A_{84}$	$A_{84} \rightarrow A_{90}$
$A_{90} \rightarrow A_{87}$	$A_{87} \rightarrow A_{88}$	$A_{88} \rightarrow A_{84}$	$A_{84} \rightarrow A_{69}$
$A_{69} \rightarrow A_{61}$	$A_{61} \rightarrow A_{75}$	$A_{75} \rightarrow A_{66}$	$A_{66} \rightarrow A_{65}$
$A_{65} \rightarrow A_{68}$	$A_{68} \rightarrow A_{53}$	$A_{53} \rightarrow A_{36}$	$A_{36} \rightarrow A_{46}$
$A_{46} \rightarrow A_{47}$	$A_{47} \rightarrow A_{33}$	$A_{33} \rightarrow A_{49}$	$A_{49} \rightarrow A_{47}$
$A_{47} \rightarrow A_{54}$	$A_{54} \rightarrow A_{45}$	$A_{45} \rightarrow A_{39}$	$A_{39} \rightarrow A_{44}$
$A_{44} \rightarrow A_{41}$	$A_{41} \rightarrow A_{39}$	$A_{39} \rightarrow A_{39}$	$A_{39} \rightarrow A_{36}$
$A_{36} \rightarrow A_{31}$	$A_{31} \rightarrow A_{25}$	$A_{25} \rightarrow A_{15}$	$A_{15} \rightarrow A_2$
$A_2 \rightarrow A_{12}$	$A_{12} \rightarrow A_{14}$	$A_{14} \rightarrow A_8$	$A_8 \rightarrow A_1$
$A_1 \rightarrow A_8$	$A_8 \rightarrow A_{16}$	$A_{16} \rightarrow A_{16}$	$A_{16} \rightarrow A_4$
$A_4 \rightarrow A_{15}$	$A_{15} \rightarrow A_{17}$	$A_{17} \rightarrow A_{16}$	$A_{16} \rightarrow A_{24}$
$A_{24} \rightarrow A_{32}$	$A_{32} \rightarrow A_{36}$	$A_{36} \rightarrow A_{35}$	$A_{35} \rightarrow A_{27}$

Langkah ketujuh menentukan Fuzzy Logical Relationship Groups (FLRG). FLRG menggunakan metode automatic clustering disajikan pada tabel 7 dan FLRG menggunakan metode average based disajikan pada tabel 8.

Tabel 7. Fuzzy Logical Relationship Groups (FLRG)

Sisi Kiri	Sisi Kanan	Sisi Kiri	Sisi Kanan
A_1	A_{10}	A_{55}	A_{39}
A_3	A_{14}	A_{57}	A_{52}
A_6	A_{19}	A_{60}	A_{72}
A_{10}	A_1, A_{21}	A_{63}	A_{67}
A_{14}	A_{17}	A_{65}	A_{63}
A_{17}	A_{10}	A_{67}	A_{55}
A_{18}	A_3	A_{69}	A_{60}
A_{19}	A_{23}	A_{72}	A_{65}
A_{21}	A_6, A_{21}, A_{25}	A_{75}	A_{79}
A_{23}	A_{21}	A_{76}	A_{93}
A_{25}	A_{33}	A_{77}	A_{69}
A_{27}	A_{18}	A_{79}	A_{85}
A_{31}	A_{27}	A_{81}	A_{98}
A_{33}	A_{37}	A_{83}	A_{89}
A_{34}	A_{52}	A_{84}	A_{76}, A_{97}
A_{37}	A_{28}, A_{37}	A_{85}	A_{87}
A_{38}	A_{31}	A_{87}	A_{96}
A_{39}	A_{48}	A_{89}	A_{77}
A_{41}	A_{38}, A_{47}	A_{91}	A_{84}, A_{91}, A_{96}
A_{43}	A_{41}	A_{93}	A_{83}
A_{44}	A_{43}	A_{95}	A_{91}
A_{47}	A_{44}	A_{96}	A_{81}, A_{95}
A_{48}	A_{34}, A_{48}	A_{97}	A_{75}
A_{49}	A_{57}	A_{98}	A_{84}
A_{52}	A_{41}, A_{49}		

Tabel 8. Fuzzy Logical Relationship Groups (FLRG).

Sisi Kiri	Sisi Kanan	Sisi Kiri	Sisi Kanan
A_1	A_8	A_{47}	A_{33}, A_{54}
A_2	A_{12}	A_{49}	A_{47}
A_4	A_{15}	A_{53}	A_{36}
A_8	A_1, A_{16}	A_{54}	A_{45}

A_{12}	A_{14}	A_{61}	A_{75}
A_{14}	A_8	A_{65}	A_{68}
A_{15}	A_2, A_{17}	A_{66}	A_{65}
A_{16}	A_4, A_{16}, A_{24}	A_{68}	A_{53}
A_{17}	A_{16}	A_{69}	A_{61}
A_{24}	A_{32}	A_{75}	A_{66}
A_{25}	A_{15}	A_{83}	A_{86}
A_{31}	A_{25}	A_{84}	A_{69}, A_{90}
A_{32}	A_{36}	A_{86}	A_{87}, A_{94}
A_{33}	A_{49}	A_{87}	A_{84}, A_{88}, A_{93}
A_{35}	A_{27}	A_{88}	A_{84}, A_{93}
A_{36}	A_{31}, A_{35}, A_{46}	A_{89}	A_{87}, A_{89}, A_{93}
A_{39}	A_{36}, A_{39}, A_{44}	A_{90}	A_{87}
A_{41}	A_{39}	A_{92}	A_{89}
A_{44}	A_{41}	A_{93}	A_{83}, A_{86}, A_{92}
A_{45}	A_{39}	A_{94}	A_{87}
A_{46}	A_{47}		

Langkah kedelapan menghitung peramalan (Defuzzifikasi) dari data dengan prinsip sebagai berikut :

Prinsip 1. Jika himpunan fuzzy sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah $A_i \rightarrow A_j$, dengan kata lain hanya terdapat satu FLR, maka hasil peramalannya adalah m_j atau titik tengah interval u_j .

Prinsip 2. Jika himpunan fuzzy sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah kosong, misalkan $(A_i \rightarrow \neq)$, maka hasil peramalan adalah m_i atau titik tengah interval u_i .

Prinsip 3. Jika himpunan fuzzy sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_k$, maka nilai peramalannya adalah $\frac{m_1+m_2+\dots+m_k}{k}$ dengan m_1, m_2, \dots, m_k secara berturut-turut adalah titik tengah dari interval u_1, u_2, \dots, u_k , dengan kata lain nilai ramalannya adalah rata-rata dari titik tengah intervalnya.

Maka hasil ramalan dengan menggunakan metode automatic clustering dan average based – fuzzy time series dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9. Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dolar (USD)

Data ke-	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Ramalan (\hat{Y}_t) Rp.	
		metode automatic clustering	metode average based
1	13.967		
2	14.001	13.971	13.972
3	13.932	13.964	13.945
4	14.016	14.013	13.980
5	13.943	13.945	13.945
6	14.005	13.960	13.958
7	13.904	13.907	13.945
8	13.930	13.931	13.935
9	13.946	13.948	13.980

10	13.955	13.956	13.958
11	14.001	14.002	13.960
12	13.991	13.964	13.945
13	13.965	13.967	13.965
14	13.968	13.971	13.972
15	13.943	13.971	13.972
16	13.913	13.960	13.958
17	13.974	13.978	13.885
18	13.940	13.942	13.945
19	13.958	13.960	13.958
20	13.915	13.919	13.960
21	13.767	13.778	13.885
22	13.689	13.697	13.685
23	13.826	13.834	13.825
24	13.730	13.737	13.735
25	13.721	13.723	13.725
26	13.757	13.760	13.755
27	13.606	13.609	13.605
28	13.436	13.443	13.435
29	13.538	13.538	13.488
30	13.543	13.474	13.545
31	13.400	13.474	13.510
32	13.572	13.580	13.565
33	13.546	13.506	13.545
34	13.617	13.631	13.510
35	13.527	13.580	13.525
36	13.464	13.506	13.465
37	13.513	13.477	13.472
38	13.483	13.491	13.485
39	13.467	13.475	13.465
40	13.462	13.463	13.472
41	13.434	13.477	13.472
42	13.381	13.383	13.448
43	13.326	13.334	13.325
44	13.225	13.223	13.225
45	13.094	13.095	13.170
46	13.194	13.202	13.195
47	13.215	13.218	13.215
48	13.152	13.160	13.155
49	13.085	13.161	13.160
50	13.152	13.160	13.155
51	13.235	13.161	13.160
52	13.232	13.225	13.222
53	13.113	13.225	13.222
54	13.226	13.202	13.225
55	13.241	13.260	13.170
56	13.233	13.234	13.235
57	13.316	13.225	13.222
58	13.390	13.397	13.395
59	13.430	13.429	13.435
60	13.426	13.389	13.448
61	13.342	13.389	13.345

Langkah kesembilan menghitung akurasi ramalan dengan MSE dan MAPE. Hasil akurasi ramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based - fuzzy time series* diukur menggunakan MSE dan MAPE dapat dilihat pada tabel 10.

Tabel 10. Hasil perhitungan MSE dan MAPE

Metode	MSE	MAPE
<i>Automatic Clustering</i>	1.065	0,15%
<i>Fuzzy Time Series</i>		
<i>Average Based Fuzzy Time Series</i>	1.890	0,20%

Peramalan menggunakan metode *fuzzy time series markov chain* (kasus data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD)). Pada tahapan menghitung peramalan (defuzzifikasi), menurut R.C. Tsaor (2012) dapat diterapkan metode *Markov Chain* yaitu pada tahapan defuzzifikasi setelah diperoleh FLRG dari metode *Automatic Clustering* dan *Average Based - Fuzzy Time Series*. Langkah defuzzifikasi menggunakan metode *Markov Chain* adalah sebagai berikut :

Langkah pertama menentukan matriks probabilitas transisi berdasarkan FLRG yang telah ditentukan pada langkah sebelumnya yaitu pada metode :

Automatic Clustering Fuzzy Time Series

Berdasar FLRG pada tabel 7, dapat ditentukan matriks probabilitas transisi sebagai berikut :

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{198} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{298} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{981} & P_{982} & \dots & P_{9898} \end{bmatrix}$$

dengan menggunakan rumus $P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i}$,

P_{ij} = probabilitas transisi dari state A_i ke A_j ,
 r_{ij} = banyak transisi dari state A_i ke A_j , r_i = banyak data dalam state A_i .

Misalkan FLRG pada $A_{10} \rightarrow A_1, A_{21}$, nilai $r_{101} = 1$, $r_{1021} = 1$, dan $r_{10} = 2$ maka $P_{101} = \frac{1}{2}$ dan $P_{1021} = \frac{1}{2}$.

Average Based Fuzzy Time Series

Berdasar FLRG pada tabel 8, dapat ditentukan matriks probabilitas transisi sebagai berikut:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{194} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{294} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{941} & P_{942} & \dots & P_{9494} \end{bmatrix}$$

dengan menggunakan rumus $P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i}$

P_{ij} = probabilitas transisi dari state A_i ke A_j ,
 r_{ij} = banyak transisi dari state A_i ke A_j , r_i = banyak data dalam state A_i .

Misalkan FLRG pada $A_1 \rightarrow A_8$, nilai $r_{18} = 1$ dan $r_1 = 1$ maka $P_{18} = \frac{1}{1} = 1$.

Langkah kedua menghitung nilai peramalan (\hat{Y}_t) dengan menggunakan matriks probabilitas transisi.

Pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*, misalkan data ke-2 maka $F_{(t-1)} = A_{91}$. Dengan FLRG $A_{91} \rightarrow A_{84}, A_{91}, A_{96}$. Maka (\hat{Y}_t)

$$\hat{Y}_{(2)} = m_{84}P_{9184} + Y_{(t-1)}P_{9191} + m_{96}P_{9196}$$

m_{84} = nilai tengah dari interval u_{84} , P_{9184} = probabilitas transisi dari state A_{91} ke state A_{84} , $Y_{(t-1)}$ = data nilai tukar pada periode sebelumnya (data ke-1), P_{9191} = probabilitas transisi dari state A_{91} ke state A_{91} , m_{96} = nilai tengah dari interval u_{96} , P_{9199} = probabilitas transisi dari state A_{91} ke state A_{96} .

Sehingga (\hat{Y}_t) data ke-2 adalah $\hat{Y}_{(2)} = 13.971$.

Pada metode *Average Based Fuzzy Time Series*, pada data ke-50 maka $F_{(t-1)} = A_1$. Dengan FLRG $A_1 \rightarrow A_8$ maka (\hat{Y}_t), $\hat{Y}_{(50)} = m_8 \times P_{18} = 13.155 \times 1 = 13.155$. Sehingga (\hat{Y}_t) data ke-50 adalah 13.155.

Untuk hasil ramalan (\hat{Y}_t) selengkapnya pada tabel 11.

Langkah ketiga menghitung Nilai penyesuaian (D_t) pada nilai peramalan.

Pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*, Misalkan $A_{21} \rightarrow A_6$, pada FLRG, A_{21} berhubungan dengan A_{21} . Maka $D_{t1} = -\frac{l}{2} =$

$-3,86$ dan $D_{t2} = -\frac{l}{2} = -57,9$. l = rata-rata $l_6, l_7, l_8, \dots, l_{21}$ atau panjang interval $u_6, u_7, u_8, \dots, u_{21}$ dan v = banyak lompatan dari state A_{21} ke state A_6 . Maka nilai penyesuaian $D_t = D_{t1} \pm D_{t2} = 61,76$.

Pada metode *Average Based Fuzzy Time Series*, Misalkan $A_{16} \rightarrow A_{24}$, pada FLRG, A_{16} berhubungan dengan A_{16} . Maka $D_{t1} = \frac{l}{2} = 5$ dan $D_{t2} = \frac{l}{2}s = 40$. l = rata-rata l_{16}, \dots, l_{24} atau panjang interval u_{16}, \dots, u_{24} dan s = banyak lompatan dari state A_{16} ke state A_{24} . Maka nilai penyesuaian $D_t = D_{t1} \pm D_{t2} = 45$.

Untuk Nilai penyesuaian (D_t) selengkapnya pada tabel 11.

Langkah keempat menentukan hasil peramalan dengan Nilai penyesuaian (D_t).

Misal pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*, Pada data ke-57 himpunan fuzzy dari $F_{(t-1)} = A_{21}$ dan $F_{(t)} = A_{25}$. Terjadi relasi dari state A_{21} ke state A_{25} ($A_{21} \rightarrow A_{25}$) dengan nilai penyesuaiannya D_{t1} sebesar 8,9 dan D_{t2} sebesar 35,6. Sehingga nilai peramalan $\widehat{Y}_{adj(57)} = 13.224 + 8,9 + 35,6 = 13.268,5 \approx 13.269$.

Pada *average based fuzzy time series*, Pada data ke-57 himpunan fuzzy dari $F_{(t-1)} = A_{16}$ dan $F_{(t)} = A_{24}$. Terjadi relasi dari state A_{16} ke state A_{24} ($A_{16} \rightarrow A_{24}$) dengan nilai penyesuaiannya D_{t1} sebesar 5 dan D_{t2} sebesar 40. Sehingga nilai $\widehat{Y}_{adj(57)} = 13.221 + 5 + 40 = 13.266$.

Untuk hasil peramalan $\widehat{Y}_{adj(t)}$ selengkapnya pada tabel 11.

Tabel 11. Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*

Data ke-	(Y_t)	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>			<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>		
		(\hat{Y}_t)	D_t	$(\widehat{Y}_{adj(t)})$	(\hat{Y}_t)	D_t	$(\widehat{Y}_{adj(t)})$
1	13.967						
2	14.001	13.971	20,01	13.991	13.972	25	13.997
3	13.932	13.964	-34,22	13.930	13.945	-35	13.910
4	14.016	14.013		14.013	13.980	40	14.020
5	13.943	13.945		13.945	13.945		13.945
6	14.005	13.960		13.960	13.958	30	13.988
7	13.904	13.907		13.907	13.945	-50	13.945
8	13.930	13.931		13.931	13.935		13.935
9	13.946	13.948		13.948	13.980	5	13.985
10	13.955	13.956		13.956	13.958	5	13.963
11	14.001	14.002		14.002	13.960	25	13.985
12	13.991	13.964	-3,5	13.961	13.945	-5	13.940
13	13.965	13.967		13.954	13.965		13.965
14	13.968	13.970		13.970	13.972		13.972
15	13.943	13.971	-13,25	13.958	13.973	-15	13.958
16	13.913	13.960	-16,22	13.944	13.958	-15	13.943
17	13.974	13.978		13.978	13.885	30	13.915
18	13.940	13.942		13.942	13.945		13.945

19	13.958	13.960		13.960	13.958	5	13.963
20	13.915	13.919		13.919	13.960	-20	13.940
21	13.767	13.778		13.778	13.885	-75	13.810
22	13.689	13.697		13.697	13.685		13.685
23	13.826	13.834		13.834	13.825		13.825
24	13.730	13.737		13.737	13.735		13.735
25	13.721	13.723		13.723	13.725		13.725
26	13.757	13.760		13.760	13.755		13.755
27	13.606	13.609		13.609	13.605		13.605
28	13.436	13.443		13.443	13.435		13.435
29	13.538	13.538		13.538	13.488	50	13.538
30	13.543	13.474		13.474	13.545		13.545
31	13.400	13.476	-71,5	13.405	13.510	-70	13.440
32	13.572	13.580		13.580	13.565		13.565
33	13.546	13.506	-15,75	13.490	13.545		13.545
34	13.617	13.631		13.631	13.510	35	13.545
35	13.527	13.580		13.580	13.525		13.525
36	13.464	13.506	-57,75	13.448	13.465		13.465
37	13.513	13.477	28,93	13.506	13.471	30	13.501
38	13.483	13.491		13.491	13.485		13.485
39	13.467	13.475		13.475	13.465		13.465
40	13.462	13.463		13.463	13.472		13.472
41	13.434	13.477	-12,56	13.465	13.471	-20	13.451
42	13.381	13.383		13.383	13.448	-25	13.423
43	13.326	13.334		13.334	13.325		13.325
44	13.225	13.223		13.223	13.225		13.225
45	13.094	13.095		13.095	13.170	-65	13.105
46	13.194	13.202		13.202	13.195		13.195
47	13.215	13.218		13.218	13.215		13.215
48	13.152	13.160		13.160	13.155		13.155
49	13.085	13.161	-37,35	13.123	13.160	-35	13.125
50	13.152	13.160		13.160	13.155		13.155
51	13.235	13.161	38,72	13.199	13.160	40	13.200
52	13.232	13.225		13.225	13.222		13.222
53	13.113	13.224	-61,8	13.162	13.221	-65	13.156
54	13.226	13.202		13.202	13.225		13.225
55	13.241	13.260		13.260	13.170	10	13.180
56	13.233	13.234		13.234	13.235		13.235
57	13.316	13.224	44,5	13.269	13.221	40	13.261
58	13.390	13.397		13.397	13.395		13.395
59	13.430	13.429		13.429	13.435		13.435
60	13.426	13.390		13.390	13.448	-5	13.443
61	13.342	13.388	-44,5	13.344	13.345		13.345

Langkah kelima menghitung akurasi peramalan dengan MSE dan MAPE. Hasil akurasi ramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based – fuzzy time series Markov Chain* diukur menggunakan MSE dan MAPE dapat dilihat pada tabel 12.

Tabel 12. Hasil perhitungan MSE dan MAPE

Metode	MSE	MAPE
<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	402	0,09%
<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	562	0,11%

Pada kasus data nilai tukar Rupiah terhadap Euro (EUR), periode Januari, Februari,

dan Maret tahun 2016, data disajikan pada lampiran 2.

Data tersebut kemudian dilakukan peramalan menggunakan metode pada penelitian ini, langkah dalam perhitungan sama seperti pada kasus data nilai tukar Rupiah Terhadap US Dolar (USD). Diperoleh hasil sebagai berikut :

Pada reramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based – fuzzy time series*, diperoleh hasil ramalan yang ditampilkan pada tabel 13.

Tabel 13. Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Euro (EUR).

Data ke-	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Ramalan (\hat{Y}_t) Rp.	
		metode <i>automatic clustering</i>	metode <i>average based</i>
1	13.967		
2	14.001	15.233	15.233
3	13.932	15.019	15.019
4	14.016	15.146	15.146
5	13.943	15.169	15.169
6	14.005	15.297	15.297
7	13.904	15.148	15.148
8	13.930	15.081	15.081
9	13.946	15.180	15.180
10	13.955	15.233	15.233
11	14.001	15.233	15.233
12	13.991	15.256	15.256
13	13.965	15.297	15.297
14	13.968	15.148	15.148
15	13.943	15.118	15.118
16	13.913	15.120	15.120
17	13.974	15.172	15.172
18	13.940	15.143	15.143
19	13.958	15.208	15.208
20	13.915	15.218	15.218
21	13.767	14.935	14.935
22	13.689	14.921	14.921
23	13.826	15.118	15.118
24	13.730	15.120	15.120
25	13.721	15.369	15.369
26	13.757	15.407	15.407
27	13.606	15.380	15.380
28	13.436	15.180	15.180
29	13.538	15.233	15.233
30	13.543	15.199	15.199
31	13.400	14.978	14.978
32	13.572	15.118	15.118
33	13.546	15.120	15.120
34	13.617	15.153	15.153
35	13.527	15.019	15.019
36	13.464	14.869	14.869

37	13.513	14.881	14.881
38	13.483	14.862	14.862
39	13.467	14.886	14.886
40	13.462	14.753	14.753
41	13.434	14.642	14.642
42	13.381	14.542	14.542
43	13.326	14.492	14.492
44	13.225	14.475	14.475
45	13.094	14.396	14.396
46	13.194	14.561	14.561
47	13.215	14.529	14.529
48	13.152	14.716	14.716
49	13.085	14.605	14.605
50	13.152	14.618	14.618
51	13.235	14.703	14.703
52	13.232	14.851	14.851
53	13.113	14.844	14.844
54	13.226	14.902	14.902
55	13.241	14.897	14.897
56	13.233	14.844	14.844
57	13.316	14.902	14.902
58	13.390	14.943	14.943
59	13.430	15.039	15.039
60	13.426	15.163	15.163
61	13.342	15.106	15.106

Hasil akurasi ramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based - fuzzy time series* diukur menggunakan MSE dan MAPE dapat dilihat pada tabel 14.

Tabel 14. Hasil perhitungan MSE dan MAPE

Metode	MSE	MAPE
<i>Automatic Clustering</i>	694	0,09%
<i>Fuzzy Time Series</i>		
<i>Average Based Fuzzy Time Series</i>	2.843	0,20%

Pada peramalan menggunakan metode *fuzzy time series markov chain*, diperoleh hasil ramalan yang ditampilkan pada tabel 15.

Tabel 15. Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*

Data ke-	(Y_t)	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>			<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>		
		(\hat{Y}_t)	D_t	$(\widehat{Y_{adj}(t)})$	(\hat{Y}_t)	D_t	$(\widehat{Y_{adj}(t)})$
1	13.967						
2	14.001	15.232	-16,25	15.216	15.218	-10	15.208
3	13.932	15.019	-80,23	14.939	15.020	-80	14.940
4	14.016	15.146		15.146	15.145		15.145
5	13.943	15.169		15.169	15.185	10	15.195
6	14.005	15.297		15.297	15.200	65	15.265
7	13.904	15.148	-96,14	15.052	15.145	-95	15.050
8	13.930	15.081		15.081	15.075		15.075
9	13.946	15.180		15.180	15.185		15.185

10	13.955	15.233		15.233	15.145	-5	15.140
11	14.001	15.232	49	15.281	15.218	45	15.263
12	13.991	15.256		15.256	15.255		15.255
13	13.965	15.297		15.297	15.295		15.295
14	13.968	15.148	-49,70	15.098	15.145	-55	15.090
15	13.943	15.118		15.118	15.145	-35	15.110
16	13.913	15.120	-42,05	15.078	15.125	-40	15.085
17	13.974	15.172		15.172	15.170	70	15.240
18	13.940	15.143		15.143	15.218	-15	15.203
19	13.958	15.208		15.208	15.185	30	15.215
20	13.915	15.218		15.218	15.215		15.215
21	13.767	14.935		14.935	15.150	-140	15.010
22	13.689	14.921		14.921	14.915		14.915
23	13.826	15.118		15.118	15.115		15.115
24	13.730	15.120	57,36	15.177	15.125	50	15.175
25	13.721	15.369		15.369	15.150	75	15.225
26	13.757	15.407		15.407	15.415		15.415
27	13.606	15.380		15.380	15.370		15.370
28	13.436	15.180		15.180	15.175		15.175
29	13.538	15.232	77,25	15.309	15.218	65	15.283
30	13.543	15.199		15.199	15.195		15.195
31	13.400	14.978		14.978	14.965		14.965
32	13.572	15.118		15.118	15.125		15.125
33	13.546	15.120	-10,83	15.109	15.095		15.095
34	13.617	15.153		15.153	15.155		15.155
35	13.527	15.019	-53,90	14.965	15.025	-55	14.970
36	13.464	14.869		14.869	14.865		14.865
37	13.513	14.881		14.881	14.875		14.875
38	13.483	14.862		14.862	14.895	-15	14.880
39	13.467	14.886		14.886	14.886	25	14.911
40	13.462	14.753		14.753	14.785	-80	14.705
41	13.434	14.642		14.642	14.625		14.625
42	13.381	14.542		14.542	14.535		14.535
43	13.326	14.492		14.492	14.485		14.485
44	13.225	14.475		14.475	14.475		14.475
45	13.094	14.396		14.396	14.395		14.395
46	13.194	14.561		14.561	14.545		14.545
47	13.215	14.529		14.529	14.525		14.525
48	13.152	14.716		14.716	14.715		14.715
49	13.085	14.605		14.605	14.595		14.595
50	13.152	14.618		14.618	14.615		14.615
51	13.235	14.703		14.703	14.695		14.695
52	13.232	14.851		14.851	14.845		14.845
53	13.113	14.844		14.844	14.883		14.883
54	13.226	14.902	40,74	14.943	14.883	45	14.928
55	13.241	14.897		14.897	14.885		14.885
56	13.233	14.844		14.844	14.785	-20	14.765
57	13.316	14.902	15,56	14.918	14.882	20	14.903
58	13.390	14.943		14.943	14.895	35	14.895
59	13.430	15.039		15.039	15.035		15.035
60	13.426	15.163		15.163	15.170	65	15.235
61	13.342	15.106		15.106	15.200	-30	15.170

Hasil akurasi ramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based – fuzzy time series Markov Chain* diukur menggunakan MSE dan MAPE dapat dilihat pada tabel 16.

Tabel 16. Hasil perhitungan MSE dan MAPE

Metode	MSE	MAPE
<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	590	0,09%
<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	1.443	0,15%

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian mulai dari pengumpulan data hingga proses perhitungan peramalan menggunakan beberapa metode. Hasil akhir yang diperoleh berupa tingkat keakurasian dari metode yang di hitung menggunakan MSE (*Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Pada penelitian ini secara keseluruhan terdapat empat metode yaitu metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*, metode *Average Based Fuzzy Time Series*, metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain*, dan metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain*.

Dari hasil perhitungan diperoleh pada kasus data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD) dengan keakurasian metode sebagai berikut.

Tabel 17. Keakurasian data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD)

	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series</i>	<i>Average Based Fuzzy Time Series</i>
MSE	1.065	1.890
MAPE	0,15%	0,20%
	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>
MSE	420	562
MAPE	0,09%	0,11%

Jika dilihat dari nilai MSE, pada kasus data ini *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* adalah metode yang terbaik jika dibandingkan dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series*. Sedangkan adanya penambahan Metode *Markov Chain* memberikan peningkatan pada keakurasian kedua metode tersebut, dengan metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* adalah metode terbaik.

Setelah adanya penambahan metode *Markov chain* pada kedua metode tersebut, keakurasian dari kedua metode tersebut semakin baik karena nilai MSE sebelum adanya metode *Markov Chain* yaitu 1.065 lebih besar jika dibandingkan setelah adanya metode *Markov Chain* yaitu 420 pada kasus metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*. Sedang pada kasus metode *Average Based Fuzzy Time Series*, sebelum adanya metode *Markov Chain* yaitu 1.890 lebih besar jika dibandingkan setelah adanya metode *Markov Chain* yaitu 562.

Dari hasil perhitungan diperoleh pada kasus data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah

terhadap Euro (EUR) dengan keakurasian metode sebagai berikut.

Tabel 18. Keakurasian data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR)

	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series</i>	<i>Average Based Fuzzy Time Series</i>
MSE	694	2.843
MAPE	0,09%	0,18%
	<i>Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain</i>	<i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i>
MSE	590	1.443
MAPE	0,09%	0,15%

Jika dilihat dari nilai MSE, pada kasus data ini *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* adalah metode yang terbaik jika dibandingkan dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series*. Sedangkan adanya penambahan Metode *Markov Chain* memberikan peningkatan pada keakurasian kedua metode tersebut, dengan metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* adalah metode terbaik.

Setelah adanya penambahan metode *Markov chain* pada kedua metode tersebut, keakurasian dari kedua metode tersebut semakin baik karena nilai MSE sebelum adanya metode *Markov Chain* yaitu 694 lebih besar jika dibandingkan setelah adanya metode *Markov Chain* yaitu 590 pada kasus metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series*. Sedang pada kasus metode *Average Based Fuzzy Time Series*, sebelum adanya metode *Markov Chain* yaitu 2.843 lebih besar jika dibandingkan setelah adanya metode *Markov Chain* yaitu 1.443.

SIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan tentang peramalan nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah menggunakan metode *Automatic Clustering*, *Average Based* dan *Markov Chain-Fuzzy Time Series* dapat ditarik simpulan sebagai berikut. (1) Berdasarkan perbandingan kedua nilai MSE tersebut, metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* memiliki tingkat akurasi peramalan lebih baik jika dibandingkan dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series*. (2) Pada kasus data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD), tingkat akurasi peramalan dengan adanya metode *Markov Chain* meningkatkan keakurasian dengan peningkatan akurasi nilai MSE sebesar 60,65% pada metode *Automatic Clustering* dan sebesar 70,26% pada metode *Average Based*. (3) Pada kasus data nilai tukar

(KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR), metode *Markov Chain* meningkatkan keakurasian dengan peningkatan akurasi nilai MSE sebesar 14,99% pada metode *Automatic Clustering* dan sebesar 49,24% pada metode *Average Based*.

SARAN

Pada penelitian ini hanya menggunakan metode *Automatic Clustering* dan *Average Based* pada penentuan interval dalam *Fuzzy Time Series* dan menggunakan *Markov Chain* pada proses defuzzifikasinya untuk meramalkan data nilai tukar (KURS). Diharapkan untuk penelitian metode *Fuzzy Time Series* yang akan datang dilakukan penambahan metode baru pada tahapan defuzzifikasinya misalkan metode *Markov Chain* dengan orde lebih tinggi. Metode yang digunakan untuk menentukan interval pada *Fuzzy Time Series* akan lebih baik menggunakan metode *Automatic Clustering* dengan sub-interval yang lebih besar. Untuk penelitian selanjutnya dapat dibuat program komputasi dari metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam bentuk software. Dalam penelitian ini proses perhitungannya membutuhkan waktu yang cukup lama, sehingga untuk penelitian selanjutnya dapat dibuat aplikasi yang dapat mempermudah dan mempercepat perhitungan ramalan menggunakan metode *fuzzy time series*, misalkan menggunakan software *matlab*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdulloh, M. F. 2015. *Penggunaan Metode Automatic Clustering dan Fuzzy Logical Relationships Untuk Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru IPB*. Skripsi. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Chen, S. M. 1996. *Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series*. *Fuzzy Sets and System* 81: 311-319.
- Chen, S. M., Wang, N. Y., & Pan, J. S. 2009. *Forecasting Enrollments Using Automatic Clustering Thechniques and Fuffy Logical Relationship*. *Expert System with Applications* 36: 11070-11076.
- Huarng, K. 2001. *Effective Lengths of Intervals To Improve Forecasting in Fuzzy Time Series*. *Fuzzy Sets and Systems* 123: 387-394.
- Kusumadewi, S., & Purnomo. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S., & Purnomo. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Langi, Y. 2011. *Penentuan Klasifikasi State Pada Rantai Markov Dengan Menggunakan Nilai Eigen Dari Matriks Peluang Transisi*. *Jurnal Ilmiah Sains*, Vol. 11 No. 1: 124-130.
- Makridakis, S., Wheelwright, S., & McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan edisi ke-2*. Jakarta : Erlangga.
- Muchlas, Z., & Alamsyah, A. R. 2015. *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Pasca Krisis (2000-2010)*. *Jurnal JIBEKA*, Vol. 6: 76-86.
- Noh, J., Wijono, & Yudaningtyas, E. 2015. *Model Average Based FTS Markov Chain untuk Peramalan Penggunaan Bandwidth Jaringan Komputer*. *Jurnal EECCIS*, Vol. 9. No. 1: 31-36.
- Nurkhasanah, L. A., Suparti, & Sudarno. 2015. *Perbandingan Metode Runtun Waktu Fuzzy-Chen dan Fuzzy-Markov Chain Untuk Meramalkan Data Inflasi di Indonesia*. *Jurnal Gaussian*, Vol. 4, No. 4: 917-926.
- Saxena, P., Sharma, K., & Easo, S. 2012. *Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series with Higher Forecast Accuracy Rate*. *IJCTA*, Vol. 3 (3): 957-961.
- Song, Q., & Chissom, B. S. 1993. *Fuzzy Time Series and its Models*. *Fuzzy Sets and System* 54: 269-277.
- Sugiartawan, P., & Arta, G. S. 2015. *Peramalan Kunjungan Wisatawan dengan Metode Average Based Fuzzy Time Series dan Markov Chain Model di Sripkala Resort & Hotel*. *SEMINASKIT*: 159-164.
- Tsaur, R. C. 2012. *A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model With an Application To Forecast The Exchange Rate Between The Taiwan and US Dollar*. *ICIC International*. Vol. 8, No. 7(B): 4931-4942.
- Xihao, S., & Yimin, L. 2008. *Average-based Fuzzy Time Series Models For Forecasting Shanghai Compound Index**. *World Journal of Modelling and Simulation* Vol. 4 No. 2, pp: 104-111.

Lampiran 1

Data Historis Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dolar (USD).

Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.
04-Jan-16	13.967	02-Feb-16	13.689	03-Mar-16	13.326
05-Jan-16	14.001	03-Feb-16	13.826	04-Mar-16	13.225
06-Jan-16	13.932	04-Feb-16	13.730	07-Mar-16	13.094
07-Jan-16	14.016	05-Feb-16	13.721	08-Mar-16	13.194
08-Jan-16	13.943	09-Feb-16	13.757	10-Mar-16	13.215
11-Jan-16	14.005	10-Feb-16	13.606	11-Mar-16	13.152
12-Jan-16	13.904	11-Feb-16	13.436	14-Mar-16	13.085
13-Jan-16	13.930	12-Feb-16	13.538	15-Mar-16	13.152
14-Jan-16	13.946	15-Feb-16	13.543	16-Mar-16	13.235
15-Jan-16	13.955	16-Feb-16	13.400	17-Mar-16	13.232
18-Jan-16	14.001	17-Feb-16	13.572	18-Mar-16	13.113
19-Jan-16	13.991	18-Feb-16	13.546	21-Mar-16	13.226
20-Jan-16	13.965	19-Feb-16	13.617	22-Mar-16	13.241
21-Jan-16	13.968	22-Feb-16	13.527	23-Mar-16	13.233
22-Jan-16	13.943	23-Feb-16	13.464	24-Mar-16	13.316
25-Jan-16	13.913	24-Feb-16	13.513	28-Mar-16	13.390
26-Jan-16	13.974	25-Feb-16	13.483	29-Mar-16	13.430
27-Jan-16	13.940	26-Feb-16	13.467	30-Mar-16	13.426
28-Jan-16	13.958	29-Feb-16	13.462	31-Mar-16	13.342
29-Jan-16	13.915	01-Mar-16	13.434		
01-Feb-16	13.767	02-Mar-16	13.381		

Lampiran 2

Data Historis Nilai Tukar Rupiah Terhadap Euro (EUR).

Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.	Periode	Data Aktual Kurs (Y_t) Rp.
04-Jan-16	15.179	02-Feb-16	14.919	03-Mar-16	14.488
05-Jan-16	15.154	03-Feb-16	15.110	04-Mar-16	14.470
06-Jan-16	14.996	04-Feb-16	15.219	07-Mar-16	14.391
07-Jan-16	15.144	05-Feb-16	15.367	08-Mar-16	14.549
08-Jan-16	15.169	09-Feb-16	15.411	10-Mar-16	14.520
11-Jan-16	15.294	10-Feb-16	15.376	11-Mar-16	14.710
12-Jan-16	15.109	11-Feb-16	15.179	14-Mar-16	14.598
13-Jan-16	15.072	12-Feb-16	15.308	15-Mar-16	14.614
14-Jan-16	15.181	15-Feb-16	15.197	16-Mar-16	14.696
15-Jan-16	15.177	16-Feb-16	14.969	17-Mar-16	14.848
18-Jan-16	15.269	17-Feb-16	15.125	18-Mar-16	14.845
19-Jan-16	15.252	18-Feb-16	15.094	21-Mar-16	14.925
20-Jan-16	15.293	19-Feb-16	15.150	22-Mar-16	14.889
21-Jan-16	15.188	22-Feb-16	15.040	23-Mar-16	14.843
22-Jan-16	15.110	23-Feb-16	14.866	24-Mar-16	14.877
25-Jan-16	15.034	24-Feb-16	14.879	28-Mar-16	14.940
26-Jan-16	15.170	25-Feb-16	14.860	29-Mar-16	15.037
27-Jan-16	15.143	26-Feb-16	14.885	30-Mar-16	15.161
28-Jan-16	15.205	29-Feb-16	14.723	31-Mar-16	15.105
29-Jan-16	15.217	01-Mar-16	14.624		
01-Feb-16	14.933	02-Mar-16	14.539		